El Algoritmo de Brecha de Habilidades: hacia una taxonomía dinámica de la empleabilidad

Autor: Luis A. Tapia Aneas

Institucion: Skillcoach Research Lab

Fecha: March 2026
DOI: https://doi.org/10.13140/RG.2.2.27653.61925

Publicación Original:
https://www.researchgate.net/publication/401571970_The_Skill_Gap_Algorithm_Toward_a_Dynamic_Taxonomy_of_Employability

Versión: Traducción al español del artículo académico original publicado en inglés.

Licencia: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)
Este trabajo puede ser compartido y adaptado siempre que se reconozca la autoría original.
https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/

Descripción del documento

Este documento presenta la **versión en español** del artículo académico *The Skill Gap Algorithm: Toward a Dynamic Taxonomy of Employability*, publicado originalmente en inglés en ResearchGate.

El trabajo propone un marco conceptual y computacional para analizar la **empleabilidad** mediante la medición de la distancia entre las competencias de un individuo y las habilidades requeridas por ocupaciones específicas.

El modelo introduce el concepto de **Skill Gap Algorithm**, que combina:

- extracción automática de habilidades mediante **procesamiento del lenguaje natural (NLP)**

- normalización de competencias utilizando taxonomías estructuradas como **ESCO**
- métricas de similitud vectorial para medir la alineación entre perfiles profesionales y demandas ocupacionales

El enfoque se inscribe dentro del campo emergente de la **orientación profesional basada en datos**, donde los sistemas de inteligencia artificial utilizan información del mercado laboral para apoyar decisiones formativas y profesionales.

Un análisis metodológico complementario sobre la medición de la empleabilidad puede consultarse en:
https://www.skillcoach.io/blog/como-medir-la-empleabilidad

Palabras clave: empleabilidad, análisis de brecha de habilidades, inteligencia artificial, analítica del mercado laboral, orientación profesional, taxonomía de habilidades, reskilling. Future of work, labour market analytics

Citación recomendada:

Tapia Aneas, L. A. (2026).
The Skill Gap Algorithm: Toward a Dynamic Taxonomy of Employability.
Skillcoach Research Lab.

Versión original en inglés:
The Skill Gap Algorithm: Toward a Dynamic Taxonomy of Employability.
DOI: https://doi.org/10.13140/RG.2.2.27653.61925

Relación con el artículo original

Este documento constituye una **traducción al español del artículo original en inglés**, con el objetivo de facilitar la difusión académica en el ámbito hispanohablante.
Para citar el trabajo académico se recomienda utilizar la versión original en inglés asociada al DOI.

Resumen

La aceleración del cambio tecnológico, la automatización y la inteligencia artificial han transformado la naturaleza de los mercados laborales y de las competencias profesionales. Los sistemas tradicionales de planificación de carrera, basados en gran medida en representaciones estáticas de la educación y la experiencia, tienen dificultades para capturar la relación dinámica entre las habilidades individuales y la evolución de la demanda del mercado laboral.

Este artículo propone un marco conceptual y metodológico para medir la empleabilidad mediante un análisis dinámico de habilidades. El estudio introduce el concepto de Algoritmo de Brecha de Habilidades (Skill Gap Algorithm), diseñado para cuantificar la distancia entre las competencias actuales de un individuo y las requeridas por ocupaciones objetivo.

Basándose en taxonomías de habilidades como el marco European Skills, Competences, Qualifications and Occupations (ESCO) y en avances recientes en analítica del mercado laboral, el artículo describe un modelo computacional que integra procesamiento del lenguaje natural, normalización de habilidades y métricas de similitud vectorial.

El marco contribuye al campo emergente de la orientación profesional basada en datos, proponiendo que la empleabilidad no debe conceptualizarse como un atributo individual fijo, sino como una alineación dinámica entre las competencias personales y las estructuras del mercado laboral.

El modelo propuesto ofrece una base para sistemas inteligentes de orientación profesional capaces de generar itinerarios personalizados de reskilling y apoyar la toma de decisiones profesionales basadas en evidencia. Un análisis complementario sobre metodologías para evaluar la empleabilidad puede consultarse en: https://www.skillcoach.io/blog/como-medir-la-empleabilidad

1. Introducción

Los mercados laborales están experimentando una transformación estructural impulsada por la innovación tecnológica, la globalización y la rápida difusión de tecnologías digitales. La aparición de la inteligencia artificial, la automatización y las economías de plataforma ha acelerado el ritmo al que las competencias profesionales se vuelven obsoletas, al tiempo que crea demanda de nuevas combinaciones de habilidades (Brynjolfsson & McAfee, 2014; Autor, 2015).

Informes recientes de organizaciones internacionales destacan la magnitud de esta transformación. Según el **Future of Jobs Report del World Economic Forum (2023)**, casi la mitad de la fuerza laboral mundial necesitará procesos significativos de **reskilling o upskilling** en la próxima década. De forma similar, el **OECD Skills Outlook (2023)** identifica crecientes desajustes entre las habilidades disponibles en la fuerza laboral y la demanda del mercado laboral en muchas economías avanzadas. Las herramientas tradicionales de planificación de carrera, especialmente el **currículum vitae (CV)**, tienen una capacidad analítica limitada para abordar estas transformaciones.

El CV es principalmente un documento retrospectivo que resume experiencias pasadas, pero no proporciona un marco analítico para evaluar hasta qué punto las competencias de un individuo se alinean con los requisitos ocupacionales en evolución.

Esta limitación ha generado un creciente interés por enfoques **basados en datos para la orientación profesional**, en los que modelos computacionales analizan grandes volúmenes de datos del mercado laboral para identificar patrones de demanda de habilidades y apoyar la toma de decisiones profesionales (Deming & Noray, 2020).

Este artículo introduce un marco conceptual para medir la empleabilidad mediante el **análisis de distancia de habilidades**, proponiendo un modelo computacional denominado **Skill Gap Algorithm**. El modelo mide la alineación entre las competencias de un individuo y las competencias requeridas por ocupaciones específicas, permitiendo así una evaluación dinámica de la empleabilidad.

2. La naturaleza cambiante de la empleabilidad

El concepto de **empleabilidad** ha evolucionado significativamente en las últimas décadas. Las primeras perspectivas teóricas definían la empleabilidad principalmente como la capacidad de obtener empleo, generalmente asociada con cualificaciones formales o habilidades de búsqueda de trabajo (Yorke, 2006).

Interpretaciones más recientes enfatizan la empleabilidad como un **constructo multidimensional** que incorpora adaptabilidad, habilidades transferibles y autogestión de la carrera profesional (Fugate, Kinicki & Ashforth, 2004).

Desde una perspectiva económica, la empleabilidad se entiende cada vez más como el grado en que los individuos poseen competencias valoradas en el mercado laboral. Esta visión refleja el cambio hacia un modelo de **cambio tecnológico sesgado hacia las habilidades**, donde la innovación tecnológica incrementa de forma desproporcionada la demanda de determinados tipos de competencias (Acemoglu & Autor, 2011).

Investigaciones basadas en grandes bases de datos del mercado laboral han demostrado que la demanda de habilidades evoluciona rápidamente, especialmente en sectores intensivos en conocimiento. Deming y Noray (2020) muestran que el valor económico de ciertas habilidades técnicas puede disminuir significativamente con el tiempo a medida que cambian las tecnologías, lo que obliga a procesos continuos de aprendizaje y adaptación.

Estas dinámicas sugieren que la empleabilidad no debe considerarse un atributo estático, sino una **relación dinámica entre los individuos y las estructuras del mercado laboral**.

3. Taxonomías de habilidades y datos del mercado laboral

La creciente disponibilidad de datos estructurados del mercado laboral ha permitido nuevos enfoques analíticos para estudiar la demanda de habilidades.

Una de las taxonomías más completas es el sistema de clasificación **ESCO (European Skills, Competences, Qualifications and Occupations)** desarrollado por la Comisión Europea. ESCO proporciona una ontología multilingüe que conecta ocupaciones, habilidades y cualificaciones, facilitando la interoperabilidad entre los sistemas educativos y el mercado laboral.

ESCO contiene actualmente miles de ocupaciones y más de diez mil habilidades estructuradas organizadas dentro de un marco jerárquico (European Commission, 2023). De manera similar, iniciativas como la **Global Skills Taxonomy** desarrollada por el World Economic Forum buscan estandarizar la representación de habilidades entre industrias y regiones geográficas.

La disponibilidad de estas taxonomías permite desarrollar **modelos computacionales capaces de transformar datos profesionales no estructurados en representaciones estructuradas de habilidades**.

4. Limitaciones de la representación tradicional de la carrera profesional

A pesar de la creciente importancia de las habilidades en el análisis del mercado laboral, los sistemas tradicionales de documentación profesional siguen siendo en gran medida estáticos.

El currículum vitae presenta varias limitaciones cuando se utiliza como herramienta analítica para evaluar la empleabilidad.

En primer lugar, los CV son principalmente descriptivos, no analíticos. Presentan listas de cualificaciones y experiencias profesionales, pero no evalúan la relevancia de estos atributos en relación con la demanda del mercado laboral.

En segundo lugar, las descripciones de habilidades dentro de los CV suelen ser **no estructuradas e inconsistentes**, lo que dificulta la comparación sistemática entre individuos y ocupaciones sin procesamiento automatizado.

En tercer lugar, los CV no capturan las **dinámicas temporales de la demanda de habilidades**. Competencias valiosas en un momento determinado pueden perder relevancia a medida que evolucionan las tecnologías.

Estas limitaciones sugieren la necesidad de marcos analíticos capaces de transformar datos profesionales no estructurados en perfiles estructurados de habilidades que puedan analizarse sistemáticamente.

5. Extracción y normalización de habilidades

La primera etapa del marco propuesto consiste en la **extracción de habilidades** a partir de documentos no estructurados como CV, perfiles profesionales o descripciones de puestos de trabajo.

Los avances recientes en **Procesamiento del Lenguaje Natural (NLP)** han permitido la identificación automatizada de habilidades y competencias dentro de datos textuales (Devlin et al., 2019).

Las técnicas de **Named Entity Recognition (NER)** permiten identificar menciones de tecnologías, competencias o actividades profesionales, mientras que modelos de aprendizaje automático pueden clasificar estas entidades según taxonomías de habilidades predefinidas.

Una vez extraídas, las habilidades deben **normalizarse** para garantizar la comparabilidad entre diferentes representaciones textuales.

Por ejemplo, expresiones como:

- “programación en Python”
- “coding in Python”
- “desarrollo en Python”

pueden referirse a la misma habilidad subyacente, aunque aparezcan en diferentes formas textuales.

Al mapear las habilidades extraídas a una taxonomía estandarizada como ESCO, es posible representar perfiles profesionales como **vectores estructurados de habilidades**.

6. El Algoritmo de Brecha de Habilidades

La idea central del **Skill Gap Algorithm** consiste en representar tanto a los individuos como a las ocupaciones como **vectores dentro de un espacio multidimensional de habilidades**.

Sea:
A = vector que representa las habilidades de un individuo
B = vector que representa los requisitos de habilidades de una ocupación objetivo

El grado de alineación entre estos vectores puede medirse mediante **similaridad coseno**, una métrica ampliamente utilizada en recuperación de información y aprendizaje automático.

La puntuación de empleabilidad puede expresarse como:
Employability score = (A · B) / (||A|| ||B||)

$$E = \cos(\theta) = \frac{A \cdot B}{\|A\| \|B\|}$$

Donde:

A · B representa el producto escalar entre los vectores

||A|| y ||B|| representan sus magnitudes

El valor resultante oscila entre 0 y 1, indicando el grado de similitud entre las competencias del individuo y los requisitos de la ocupación.

Un valor más alto indica una mayor alineación entre las habilidades del individuo y la ocupación objetivo.

7. Incorporación de tendencias del mercado laboral

Aunque las métricas de similitud proporcionan una base útil para analizar la alineación de habilidades, no tienen en cuenta los **cambios temporales en la demanda de habilidades**.

La demanda laboral está influida por factores como:

- innovación tecnológica
- cambios regulatorios
- transformaciones económicas

Para incorporar estas dinámicas, el marco propuesto introduce un **factor de ponderación de tendencias** basado en datos del mercado laboral.

Este factor puede derivarse de fuentes como:

- frecuencia de menciones de habilidades en ofertas de empleo
- tasas de crecimiento de la demanda de habilidades
- patrones de adopción tecnológica por industria

La puntuación de empleabilidad puede ampliarse como:

Employability score = cosine similarity (A,B) × T

$$E = \cos(\theta) \times (1 + T)$$

Donde **T** representa el factor de tendencia que captura el crecimiento relativo de determinadas habilidades en el mercado laboral.

8. Aplicaciones en sistemas de orientación profesional

El marco propuesto tiene varias aplicaciones potenciales en el ámbito de la orientación profesional.

En primer lugar, el algoritmo puede generar **análisis personalizados de brechas de habilidades**, identificando las competencias que las personas deberían adquirir para alcanzar objetivos profesionales específicos.

En segundo lugar, el modelo puede apoyar el desarrollo de **itinerarios de aprendizaje adaptativos**, recomendando programas educativos alineados con las brechas de habilidades detectadas.

En tercer lugar, el análisis agregado de brechas de habilidades en grandes poblaciones puede proporcionar información sobre **tendencias del mercado laboral**, ayudando a orientar políticas educativas y estrategias de desarrollo del capital humano.

Estos sistemas representan una transición desde modelos tradicionales de orientación profesional hacia **herramientas de navegación profesional basadas en datos**.

9. Discusión

El marco presentado en este artículo destaca el potencial de los modelos computacionales para transformar la forma en que se conceptualiza y mide la empleabilidad.

Al representar las competencias profesionales como datos estructurados y analizar su relación con la demanda del mercado laboral, se hace posible **cuantificar la empleabilidad de formas que anteriormente no eran viables**.

Sin embargo, todavía existen varios desafíos.

La calidad del análisis de brechas depende de la precisión de los algoritmos de extracción de habilidades y de la integridad de las taxonomías utilizadas. Además, los conjuntos de datos del mercado laboral pueden introducir sesgos dependiendo de las plataformas desde las que se recopilan las ofertas de empleo.

Investigaciones futuras deberían explorar **modelos híbridos** que combinen análisis cuantitativos de habilidades con factores cualitativos como:

- motivación profesional
- capital social
- contexto organizativo

10. Conclusión

Este artículo propone un marco computacional para analizar la empleabilidad mediante la medición de la distancia de habilidades entre individuos y demanda ocupacional. El **Skill Gap Algorithm** conceptualiza la empleabilidad como una **relación dinámica entre competencias y estructuras del mercado laboral**, en lugar de como una característica estática de los individuos.

Al integrar extracción de habilidades, normalización taxonómica y métricas de similitud vectorial, el modelo proporciona una base para sistemas inteligentes de orientación profesional capaces de generar recomendaciones personalizadas de **reskilling**.

A medida que los mercados laborales continúen evolucionando, las herramientas analíticas capaces de interpretar ecosistemas complejos de habilidades serán cada vez más importantes para apoyar a individuos, instituciones y responsables políticos en la navegación del futuro del trabajo.

Referencias

Acemoglu, D., & Autor, D. (2011). Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings. Handbook of Labor Economics.

Autor, D. (2015). Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation. Journal of Economic Perspectives.

Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014). The Second Machine Age. W. W. Norton & Company.

Deming, D., & Noray, K. (2020). Earnings dynamics, changing job skills, and STEM careers. Quarterly Journal of Economics.

Devlin, J., Chang, M., Lee, K., & Toutanova, K. (2019). BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding.

European Commission. (2023). ESCO: European Skills, Competences, Qualifications and Occupations.

Fugate, M., Kinicki, A., & Ashforth, B. (2004). Employability: A psycho-social construct. Journal of Vocational Behavior.

OECD. (2023). OECD Skills Outlook.

World Economic Forum. (2023). The Future of Jobs Report.

Yorke, M. (2006). Employability in higher education. Higher Education Academy.